肉牛生理指标智能监测技术研究进展与展望

张　帆[1]，周梦婷[1]，熊本海[1*]，杨振刚[2]，刘民泽[2]，冯文晓[3]，唐湘方[1]

(1. 中国农业科学院 北京畜牧兽医研究所，畜禽营养与饲养全国重点实验室，北京 100193，中国；2. 阳信亿利源清真肉类有限公司，山东滨州 251800，中国；3. 北京首农畜牧发展有限公司，北京 102600，中国)

摘　要：［**目的/意义**］随着自动化、数智化技术的快速发展及其相关技术在肉牛养殖上的逐步推广利用，肉牛智能化养殖技术研究也取得了一定进步。肉牛的生理指标如运动量、体温、心率、呼吸频率，以及反刍量等变化反映了肉牛的健康或亚健康状态。基于多种传感器采集到的数据以及机器学习、数据挖掘及模型化分析等技术的利用，肉牛的生理指标可由智能感知装备尤其接触式设备自动获取并用于发情、产犊、健康和应激的监测。［**进展**］针对肉牛养殖过程生理指标的智能监测技术及其利用价值进行了系统分析，分析了生理指标监测技术在实际生产中的应用现状，总结了肉牛生理指标监测的难点和挑战，并提出了未来发展方向。［**结论/展望**］肉牛生理指标的智能监测与利用既提高数据采集的时效性和准确性，有利于提高一线人员工作效率，促进肉牛养殖的智能化水平及健康养殖水平。结合当前中国肉牛实际饲养现状和肉牛生理指标智能监测传感器的研究现状，未来需降低接触类相关设备能耗、提高使用寿命；提高各监测数据的相互融合深度分析，提高监测准确率；加强非接触、高精度、自动化的数据采集分析技术研发，减少人工佩戴设备的工作量和设备使用成本。

关键词：肉牛生理指标；人工智能；智能监测；传感器；数据融合

中图分类号：TP315；F326.3　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**SA202312001

引用格式：张帆, 周梦婷, 熊本海, 杨振刚, 刘民泽, 冯文晓, 唐湘方. 肉牛生理指标智能监测技术研究进展与展望[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(4): 1-17. DOI：10.12133/j.smartag.SA202312001

ZHANG Fan, ZHOU Mengting, XIONG Benhai, YANG Zhengang, LIU Minze, FENG Wenxiao, TANG Xiangfang. Research Advances and Prospect of Intelligent Monitoring Systems for the Physiological Indicators of Beef Cattle[J]. Smart Agriculture, 2024, 6(4): 1-17. DOI：10.12133/j.smartag.SA202312001 (in Chinese with English abstract)

0 引　言

肉牛产业在中国农业经济发展和人民膳食结构改善过程中发挥着重要作用。截至2022年12月，中国牛存栏量10 215.85万头，同比增长4.1%，肉牛出栏量4 839.91万头，肉牛出栏头均重达到599 kg，同比增长1.9%，牛肉产量718.26万吨，同比增长3%[1,2]。虽然中国肉牛的存栏量和产量具有较大的规模，但是其饲养管理水平和养殖经济效益与肉牛产业发达国家相比，仍存在较大差距。近10年来，中国肉牛养殖方式已有明显转变，但是肉牛养殖的规模化、现代化生产体系尚未建立，多数地区仍以传统放牧饲养方式为主[3]。2022年，中国牛肉进口268.99万吨，同比增长15.3%，牛肉平均到岸价格6 605.59美元/吨，同比上涨23.33%[1]。Zhu等[4]也指出，在中国中产阶级空前扩大的背景下，牛肉消费量在未来10年将增长12.0%～38.8%，在未来15年将增长18.6%～70.5%。因此在中国当前牛肉净进口量不断飙升和人均消费不断增加的情况下，中国未来肉牛产业的市场缺口将更为严重。国务院办公厅于2020年印发了《国务院办公厅关于促进畜牧业高质量发展的意见》(国办发〔2020〕31号)，指出“十四五”末中国现代畜牧业发展目标定为牛羊肉自给率保持在85%左右。当前中国的肉牛产业还存在现代化水平较低，农村从事体力劳动者不断减少，人力成本不断上升的问题，导致从事肉牛养殖的专业人员数量不断降低。而农业人工

收稿日期：2023-12-04

基金项目：山东省重点研发计划（2022TZXD0013）；国家重点研发计划项目（2023YFD2000701）

作者简介：张 帆，研究方向为反刍动物营养与智慧畜牧业。E-mail： zhangfan07@caas.cn

*通信作者：熊本海，博士，研究员，博士生导师，研究方向为畜禽智能装备。E-mail： xiongbenhai@caas.cn

智能技术是提高农业劳动生产力、降低资源消耗、智能高效生产的必然选择。规模化肉牛养殖的快速发展促使中国肉牛养殖向集约化、现代化、智能化方向发展。

动物生理指标的测定对监测动物福利和健康具有重要的作用。传统动物生理指标测定多数依靠养殖人员持续地观察和记录,耗时耗力又主观,数据采集结果的质量和数量因个人工作经验、工作能力及采集过程对动物的应激而受到较大影响[5,6]。在养殖规模不断扩大,养殖人员不断减少的趋势下,单纯依靠人工判断的生理指标测定方法已经难以满足当前规模化的肉牛产业发展趋势[7]。肉牛的常规生理指标包括运动(躺卧、行走、站立)、体温、心跳、反刍、呼吸频率等的识别不仅可用于其发情、分娩、健康、应激等不同状态的分析,而且对动物的饲养管理、种属差异鉴别、应激研究、疾病诊断等十分重要[8]。

当前,以物联网技术为核心的现代智能管理技术在农业和畜牧业得到广泛的应用[9]。工作原理为通过采用射频识别技术、传感器技术、智能嵌入技术等先进技术,对肉牛的生理健康进行智能化测定,并自动对相关结果进行智能分析,进而实现自动获取肉牛的繁殖指标、生理健康等相关数据[9]。Kendrick[10]提出了动物监测的智能感知概念。广义上讲,动物智能感知技术涉及使用多种传感器在复杂环境中感知动物身体信息,以及用于分析动物福利和健康状况的能力[11]。即通过传感器、大数据、图像处理、机器学习、深度学习等技术,从数据中提取有意义的信息,实现动物行为特征识别、疾病诊断预警、生理生长过程的调控[12]。在肉牛整个产业链上,牛肉的品质、价格与肉牛自身的生理指标、养殖过程管理、外部环境密切相关。通过肉牛生理指标的自动监测,建立肉牛生长变化过程关键指标与生理指标的模型数据库,利用智能感知技术促进肉牛养殖规范化管理,能够进一步推进肉牛养殖现代化发展[13]。

肉牛的生理行为识别从传统的人工观察转向通过采用传感技术、3D图像识别技术、音频分析技术、电子个体识别技术等的自动化采集技术,通过建立特定特征指标的智能化识别方法,及时预警肉牛的异常行为,实现养殖低成本、高效率、高效益的生产[14,15]。通过对肉牛生理指标的精准个体智能识别,为养殖管理者及时评估其生命周期内的动物福利、健康、繁殖性能,并有效做出饲养管理措施[16]提供参考,同时可帮助养殖者提高相应畜产品的质量安全[17]。奶牛的经济价值较高,以产奶为目的,分为犊牛阶段、育成牛阶段和成年牛阶段[23],性情较为温顺。当前有关奶牛的生理指标监测技术虽已有大量的研究[18-21]。肉牛是一种以产肉为主的牛,其饲养主要包含以产犊为目的的繁殖母牛和以产肉为目的的育肥牛[22]。肉牛与奶牛外形和生理特点类似,生理指标的监测方法有相同点,多数传感器具有通用性,特别是用于运动、体温、呼吸等数据监测的接触类传感器。但也因为其饲养方式和生活习性的差异,监测方法也存在差异。但由于生产目的、饲养方式和生理特点的不同,肉牛监测传感器与奶牛相比在具体使用过程具有特殊性。泌乳奶牛每天均需到奶厅进行挤奶,可通过在挤奶站台或固定通道及时更换传感器,同时为节约设备电耗,可设置为在站台位置近距离传输数据。而肉牛不需要进行挤奶操作,在肉牛群更换接触式传感器较为复杂,且信息只能通过无线数据传输,较为耗电;奶牛主要为荷斯坦奶牛,而肉牛品种繁多,其外形和生理特点与奶牛有所不同,特别是非接触监测技术,需要构建不同的模型。同时由于奶牛与肉牛在生理特点、饲养管理方式略有不同,因此其行为、外形、声音、代谢等生理指标与奶牛相比也具有一定的差异[24],研究对应肉牛生理指标监测技术体系具有重要意义。本文综述了近年来肉牛生理指标的监测技术主要研究进展,分析了应用现状,并对面临的问题和未来发展方向进行总结和展望,以期为肉牛智能化养殖提供指导。

1 肉牛生理指标监测

通过肉牛生理指标的监测、建模、分析,可有效服务于肉牛的生产管理,实现智能化养殖,提高养殖的时效性和准确性(图1)。当前获取生理指标的方式包括基于传感器的接触式传感器[25]和基于图像的非接触式传感器[26,27]。其中接触传感器主要用于体温、心率、姿态、运动行为、呼吸等信息的监测,设备主要包含相应的传感器(热敏传感器、压力传感器、三维加速度传感器、陀螺仪、光电传感器等)、电池、微处理器、通信芯片等,常佩戴于肉牛的耳部、脚跟部、颈部、瘤胃等部位。而非接触式传感器主要通过拾音器、彩色摄像机、红外图像摄像机、深度图像摄像机、热成像仪等设备获取动物的体温、姿态、行为等数据。该方法具有无接触、非浸入的优点,且不需要对每个动物进行单

独安装。各传感器的功能与应用研究如表1所示。



图1　肉牛生理指标的监测与应用示意图

Fig. 1　Monitoring and utilization of physiological indexes of beef cattle

1.1 运动行为监测

肉牛运动行为是其健康状况的综合体现，通过对其反刍、休息、躺卧、站立、行走、跑步、咀嚼、采食、饮水等运动行为异常变化的快速准确识别，实现预防疾病、提高繁殖性能和生长速度[40]。例如，当母牛活动量增加可能说明该牛处于发情状态；当肉牛的活动过度减少则可能暗示其处于疾病状态；当肉牛躺卧时间过长，则表明其可能处于跛行状态[41]。基于三轴加速度传感器的监测方法可有效监测肉牛躺卧、行走、站立时间。三轴加速度传感器常安装于耳部、颈部或腿部（图2）。其中安装于颈部的传感器可同时监测采食行为，而安装于腿部的传感器可同时监测行走和躺卧信息，耳部和颈部由于接近身体核心温度，可同时测量体温[42]。Cabezas等[28]采用三轴加速度传感器采集牛的活动信息，利用随机森林（Random Forest，RF）算法将活动数据分为躺卧、站立、放牧，以及反刍行为，精度达到93%。

近年来，机器视觉、图像处理和深度学习技术已被应用于视觉图像的分类和识别领域[37]，具有非接触、免应激、低成本，以及高通量的特点[43]，为开发高性能的视觉算法提供了有力支撑，通过机器视觉获取肉牛的生理指标技术也获得一定的发展。对于舍饲肉牛，可通过摄像头获取其视频图像后，对牛的位置和轮廓进行检测识别，通过分析肉牛的位置和状态的变化，识别不同生理指标和行为特征信息。肉牛图像中可用于获取有价值信息的部位主要为口鼻、脸部、背部和躯干。Han等[36]基于收集的大量肉牛异常行为的图像数据集，提出用DB-TEAF（Dual-Branch Temporal Excitation and Aggregation with Frequency Channel Attention）方法通过图像识别肉牛的异常行为，准确率达到92.16%。深度学习算法的快速发展为肉牛的智能感知技术提供重要的研究方法，而视觉传感的使用需实现肉牛的个体和运动的识别。Qiao等[37]采用视觉信息通过深度学习算法用于肉牛个体识别，其在15帧和20帧的视频长度下分别达到88%和91%的识别准确率。Cho和Kim[7]通过机器视觉先依据肉牛外貌识别个体牛号，通过监测牛的移动情况转化为活动量，通过深度学习识别爬跨行为，进而用于监测肉牛的发情行为。通过摄像机及时发现病死肉牛，对降低人工工作量具有重要作用。Kahlon等[44]开发出利用监控摄像机识别死亡肉牛和躺卧在道路的肉牛等危险情况的识别系统，识别准确率可达到98%，该系统也有助于牛场及时发现死亡和异常位置的肉牛。

肉牛运动行为的识别主要依靠三维加速度传感器和机器视觉传感器。加速度传感器主要通过阶段性记录肉牛的活动量来判断肉牛的生理状态，通过监测肉牛活动量的增加或减少，结合肉牛的个体信息初步判断其生理的变化，最终状态多数仍需要人工现场诊断。而视觉传感器可通过设备拍摄的肉牛运动状态、步态变化、躺卧姿态等结合建立的生理状态特征模型，较为准确自动判断肉牛生理状态。在阶段性活动量数值记录上，加速度传感器记录的数据更加可靠、准确。视觉传感器的使用，需要建立不同生理状态、不同品种、不同生理阶段肉牛的特征性数据模型，同时使用时需要通过图像实现牛

表1 肉牛生理参数监测传感器的功能与应用研究情况

Table 1 Research on function and application of physiological monitoring sensor for beef cattle

类别	传感器	生产商或性能	监测部位	算法	作用	精度或结果	共性问题	参考文献
接触式传感器	加速度传感器+GPS	Digitanimal	颈部	RF算法识别行为、K-medoids无监督机器学习算法识别位置	躺卧、站立、吃草及反刍行为识别	93%	1. 电池续航力短，影响使用寿命 2. 设备成本高，佩戴任务重，影响使用覆盖率 3. 使用时需结合人工诊断	Cabezas等[28]
	温度传感器	Thermobolus	瘤胃	—	呼吸道疾病诊断	提前12～6 h发现		Timsit等[29]
	温度传感器	Medria Vel'Phone®	阴道	—	分娩预测	产前24 h为89%		Ricci等[30]
	加速度传感器	Axivity	尾根	RF模型	分娩预测	产前2 h为5.4%		Miller等[31]
	压力传感器	0～2 000.000 g	嘴部	FFT提取特征值，XGB算法识别反刍	反刍监测	96.6%		Chen等[32]
	声音传感器	Sennheiser ME 2-US	嘴部	SIGNAL软件	采食量预测	95%识别咬和咀嚼		Clapham等[33]
	瘤胃pH计	参比电极加阀门	瘤胃	—	瘤胃pH监测	误差0.07，寿命增加到2年		Higuchi等[34]
	超声波	MyLabOne™	瘤胃壁厚度	—	通过瘤胃壁检测瘤胃酸中毒	瘤胃壁与pH显著相关		Fiore等[35]
非接触式传感器	彩色摄像机	海康威视DS-IPC-T12H-Ia	整体图像	DB-TEAF方法	异常行为识别	92.16%	1. 易受环境干扰 2. 品种多，建模任务较大 3. 数据量大，设备质量要求高，前期投入成本高	Han等[36]
	彩色摄像机	IMS系统	整体图像	YOLO v5增强识别模型	结合爬跨行为与活动量识别发情	可识别相似牛个体与爬跨行为		Cho和Kim[7]
	ZED摄像机	分辨率：1 920×1 080，帧率：30 f/s	侧后方	CNN和LSTM	个体识别	15 f/s时88%，20 f/s时91%		Qiao等[37]
	红外摄像机	Testo 890	眼球、耳根	IRSoft 4.0	体温测定	眼球更接近体温，耳根受环境干扰		Giro等[38]
	红外摄像机	FLIR One Pro	鼻孔	目标检测和实例分割Mask R-CNN	呼吸频率	76%		Kim和Hidaka[39]

注：RF为Random Forest，随机森林；FFT为Fast Fourier Transform，快速傅里叶变换；XGB为Extreme Gradient Boosting，极限梯度增强算法； ZED为Stereolabs公司推出的双目3D相机系列；CNN为Convolutional Neural Networks，卷积神经网络；LSTM为Long Short-Term Memory，长短期记忆网络；Mask R-CNN为Region-CNN，掩膜区域卷积神经网络；—表示直接测定。

的个体识别，相关研究目前还相对较少。当前加速度传感器已获得广泛的应用，使用功能除简单计步外，还可用于牛反刍、采食、爬跨等行为的记录，功能正在不断增加，未来与机器视觉传感器相互结合，从不同角度探索肉牛行为的变化，并与特定的生理状态建立关系，对肉牛产业的发展具有重要作用。

1.2 体温监测

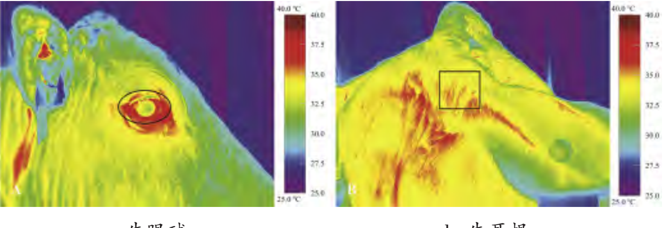
体温是产热与散热守恒的结果，是评价牛健康的重要指标之一。健康牛的正常体温昼夜略有变动，1：00～9：00体温较低，中午以后体温略高，一般相差0.5 ℃左右。当肉牛在发情、排卵、妊娠和生病时，其体温会出现规律性的变化[9]。通过对肉牛的体温监测，可进行相关症状的判定。



a. 牛耳部　b. 牛颈部　c. 牛腿部

图2　佩戴于牛耳、颈和腿不同部位的加速度传感器

Fig. 2 Acceleration sensors attached on the ear, neck, and leg of cattle



a. 牛眼球　b. 牛耳根

图3　牛眼球和耳根的表面温度热成像图[38]

Fig 3 Thermographic images demonstrating analysis of surface temperature of ocular globe and ear base of cattle

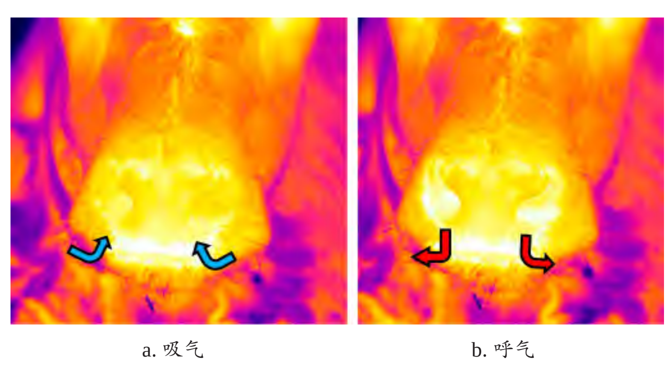
传统的肉牛体温检测方法主要为直肠温度检测、瘤胃温度检测和阴道温度检测[38]。该种温度检测主要通过兽用水银温度计或 电子体温计无伤害插入动物体内，保留3～5 min，测定肉牛的体温。该测定方法存在测定效率低、难度大、时间长、工作量大、不能及时获取肉牛个体数据，且存在黏膜撕裂和交叉感染的问题。因此肉牛体温的实时无接触自动监测对肉牛健康养殖具有重要意义。肉牛的体温测量方法可分为体表温度测量和体核温度测量[38]。体核温度较为稳定，受外界影响较小，但测量容易引起动物的不适。体表温度易受外界环境的影响，身体各部位差异较大，但体表温度测定速度快、不受时间的限制，且体表温度与体核温度具有一定的相关性。Timsit等[29]开发了瘤胃温度传感器，将无线电瘤胃丸通过牛的口腔放入瘤胃，实现瘤胃温度变化的自动监测。通过红外线测温仪检测肉牛眼球和耳根部温度具有更高精确度，且与直肠温度显著相关（图3）[38]。耳根部温度的精确性低于眼球部[45, 46]。陈静等[47]比较了红外线测温仪与水银温度计在肉牛上的使用效果，其研究发现红外测温仪测温稳定性不如水银温度计，且易受环境的影响，但测定结果比较可靠，可作为筛选发热病牛的初步筛选工具。宣小龙等[48]研究了肉牛耳部温度和直肠的温度关系为y=0.853x+8.058（其中，y表示直肠温度；x表示耳温度）。因此通过检测牛的体表温度，对采集的数据进行校正分析，可相对反映牛的体温变化。

常见的体表温度传感器主要置于牛颈部和耳部，该部位的温度接近牛的体内温度，且便于传感器的佩戴，得到广泛的应用。牛皮肤通过辐射和传导散发热量，气象条件直接影响牛体表温度。同时红外监测技术也受监测动物的距离及环境温湿度的影响。探究外界环境对体表测定温度的影响，进而对测定数据进行校正，对牛体温监测的准确度具有重要意义。传感器与肉牛体表接触情况及肉牛体表干净程度影响数据的准确度，因此通过研究设计能够确保传感器探头与体表紧密接触的佩戴方式，确保肉牛体表的干净是做好传感器使用的重要措施。体内的瘤胃温度传感器或耳根植入式传感器[49]受限于电池电量及制造成本，当前常只能用于短暂的个体监测或试验研究，在大规模使用上存在一定的缺陷。肉牛的体温与品种、饲养阶段有关[50]。柏中林等[51]对肉牛体温进行监测发现夏南牛成母牛、犊牛体温分别为37.5～40.0 ℃、38.0～39.9 ℃，而当地黄牛则分别为38.0～39.5 ℃、38.6～39.5 ℃。因此，将肉牛体温监测用于生产需结合肉牛的品种和饲养阶段。

1.3 心率和呼吸频率监测

心率是反映养殖动物疾病、应激、害虫袭击等情况的重要指标。当机体处于应激或亚健康状态时，机体为维持身体的平衡和相对稳定，通过下丘脑启动相应的神经和体液调节功能，引起动物的心率和呼吸频率升高，以调节身体维持体征正常[52]。肉牛的正常心率为60～100次/min，呼吸频率为15～40次/min[9]，当心率超出该范围则存在应激或健康问题。常用的心率监测方法是置于动脉血管或皮下的无菌设备，通过无线信号传输相应数据信息，但其对动物均会造成一定危害，且操作麻烦，不利于实际实施。而无创的非接触心率测定方法可有效降低心率监测过程对肉牛的伤害。李健等[9]研究了通过光电容积脉搏波测量法（Photoplethysmographic, PPG）来测量肉牛的血氧饱和度和心率。Jorquera-Chavez等[53]利用热红外摄像机和彩色（RGB）摄像机测定牛的心率、呼吸频率、耳部温度和眼睛温度，测定结果与传统侵入算法相比，准确率达到92%～95%。Arshad等[54]利用MAX30100传感器通过红外发射器和接收器监测动脉血流变化情况，进而实现监测牛的心率。

牛在吸气状态和呼气状态时鼻孔的温度不同，通过鼻子的热红外成像可用于呼吸频率的监测（图4）[55]。日本宫崎大学Kim和Hidaka[39]引入Mask R-CNN自动识别牛鼻孔区域红外图像变化，通过计算该区域的平均温度变化实现了呼吸频率的自动监测，其准确率达到76%（图5）。该种红外心率监测方法可实现远程监测牛的生理信息。



a. 吸气　　b. 呼气

图4　牛吸气与呼气时的鼻孔红外图像显示的热变化[55]

Fig. 4 Infrared images showing the thermal changes of cattle nostrils as they inhale and exhale

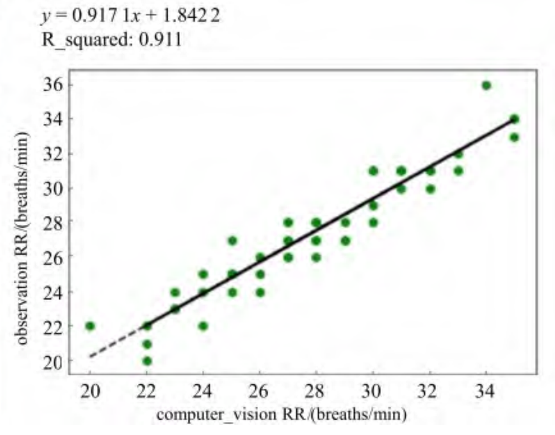
通过压力传感器对动脉血管的震动、呼吸引起的气流或胸腔收缩震动监测肉牛心率和呼吸频率容易引起肉牛的应激，传感器探头容易被损坏，且安装操作麻烦，影响该方式在肉牛养殖场的推广应用。红外摄像机主要通过监测动脉血流和呼吸引起的温度微小变化监测心率和呼吸频率。但红外摄像机测定心率和呼吸频率需要分辨率较高的摄像机，且容易受到环境温度和测定距离的影响。因此，在散养的牧场内通过红外摄像机对肉牛进行该方面的监测存在一定的挑战。心率和呼吸频率与肉牛的健康和应激状态有关，实时和精准的相关监测技术是提高养殖管理效率和掌握肉牛健康状况的重要手段。当前在肉牛养殖场中，对肉牛进行心率和呼吸频率监测的应用较少，多数仍依靠人工进行现场检测。因此未来应设计能够稳定监测且对牛应激性小的设备。

1.4 反刍监测

反刍是指牛羊等反刍动物采食一段时间后，将消化的食物从食道返回口腔，重新咀嚼后吞咽的行为[56]。通过对肉牛反刍行为的观察，可第一时间了解肉牛的身体健康状况，及时发现病情。反刍可引起咀嚼过程头部压力的变化。Chen等[32]利用咀嚼压力传感器采集西门塔尔与中国黄牛杂交牛的咀嚼压力数据，通过采用极端梯度提升（Extreme Gradient Boosting, XGB）分类模型和局部斜率及频率特征识别进食和反刍行为，识别准确率达到96.60%。Braun等[57]采用置于牛鼻带的压力传感器，根据反刍时上颌部位的压力变化记录牛的反刍行为。牛的反刍也会引起其头部振动的变化，因此也可以使用加速度传感器或视觉传感器进行监测。Bikker等[58]通过安置于牛耳部的加速度传感器监测肉的反刍行为，其准确率达到93%。Borchers等[59]利用安装于颈部的三轴加速度传感器HR Tag（SCR Engineers Ltd.）监测牛的反刍行为用于产犊前行为的监测。而基于计算机视觉技术也可自动实现牛反刍行为的监测，王月明和陈甜甜[60]采用YOLO（You Only Look Once）目标检测算法和相关滤波算法跟踪牛的头部，通过帧间差分法获取反







a. 肉牛呼吸时鼻孔红外图像　　b. 肉牛呼吸红外监测值与观测值相关性分析

图5　Mask R-CNN对牛鼻孔区域分割用于呼吸监测及监测结果与观测值的相关性分析[39]

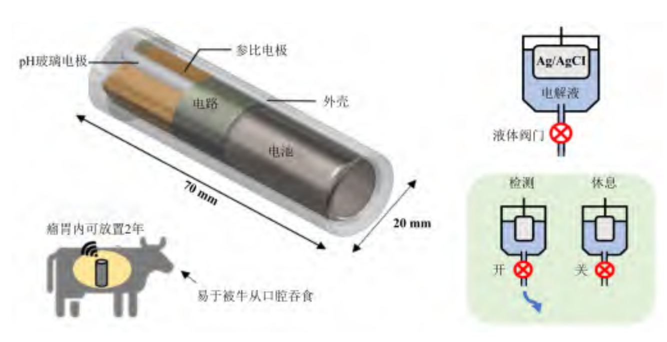
Fig. 5 Mask R-CNN segmentation of beef cattle nostril region for respiratory monitoring and correlation between monitoring results and observed values

刍数据，平均误差为4.93%，误差较小。

牛的反刍会引起头部的动作变化，因此其反刍的主要监测通过位于颈部和头部的压力传感器、加速度传感器和视觉传感器进行。使用压力传感器和加速度传感器监测肉牛的反刍行为，常会受肉牛的采食、饮水、蚊虫叮咬、走动等行为的干扰，因此在使用时需对各种特定行为进行去噪分析，以便精确测定肉牛反刍行为。而视觉传感器技术用于监测肉牛反刍行为会受障碍物的遮挡，导致难以监测到全部的数据。肉牛反刍行为的监测可使养殖管理人员实时了解牛的健康状况和饲草营养状况，提高养殖管理效率。

1.5 瘤胃pH监测

瘤胃酸中毒是肉牛快速育肥过程中常见的营养代谢疾病，其发病率达到10%～50%，主要原因是牛采食精料过多导致淀粉类碳水化合物快速发酵，产生大量的酸性代谢产物，如乙酸、丙酸、丁酸等，引起瘤胃pH下降，严重的可导致肉牛死亡，该疾病发病急促、病程短、死亡率高[61]。瘤胃酸中毒与瘤胃pH直接相关，瘤胃酸中毒牛瘤胃通常pH < 5.5[62]，亚急性瘤胃酸中毒牛瘤胃5.5 < pH < 5.8[63]。亚急性瘤胃酸中毒通常难以被发现，但其影响肉牛的健康，因此为防控瘤胃酸中毒对瘤胃pH的实时监测具有重要意义。关于肉牛专用的瘤胃pH监测设备报道较少，而在奶牛上的应用有较多的报道。Penner等[64]设计通过瘤胃瘘管放置有线pH计，连续监测瘤胃pH，通过数据线传输数据。而有线的pH计需要对牛进行瘘管手术，只能对少数动物进行监测。Sato[65]采用含有无线pH传感器、数据传输接收器、中继单元和专用软件的瘤胃pH实时监测传感器，通过口腔投入瘤胃，连续记录2个月，玻璃pH电极测量值的平均变化值为+0.20，每10分钟连续传输一次测量数据时，内部电池的平均寿命为3个月。电池可通过降低测定频率进行延长，而玻璃参考电极的性能衰减也是影响瘤胃pH计使用年限的重要问题。Higuchi等[34]通过在液体连接处引入了阀门装置，通过间歇测量减少Ag/AgCl参比电极内电解质流出量（图6），其使用寿命由3个月增加到2年。而瘤胃酸中毒可引起瘤胃壁厚度的增加，通过瘤胃壁厚度检测间接测定瘤胃pH。Fiore等[35]采用腹部超声波方法检测肉牛的瘤胃壁厚度，结果发现，瘤胃壁厚度与瘤胃pH显著负相关，健康肉牛（pH ≤ 5.8）与慢性的瘤胃酸中毒肉牛（pH ≥ 5.9）的瘤胃壁厚度分界值为8.2 mm。由于瘤胃壁厚度的改变需要较长的时间，因此该措施只能间接反映某一阶段的瘤胃pH。



a. 传感器结构设计　　b. 传感器电解液门阀设计

图6　无线瘤胃pH传感器结构及参考电极的电解液阀门设计示意图[34]

Fig. 6 Design diagram of wireless rumen pH sensor and electrolyte valve design with reference electrode

瘤胃实时pH监测受限于pH计的电池和传感器探头的使用寿命，若需监测瘤胃实时pH，则需研发瘤胃相关pH计，特别是研究电池的节电技术，以及适应瘤胃内环境的专用感应探头，以提高其在瘤胃内的使用寿命。

1.6 生物标志物监测

畜禽的生理、生长和健康的变化会引起体液中某些成分发生变化，通过体液内特定的标志性成分的检测，可用于其健康、生长、发情、妊娠等生理或病理状态的判断。生物传感器是通过识别产生可测量电信号的生化元素来测量生理指标的设备，它需要识别和测量特定的生化物质，并将测定的结果转换成可测量的信号，显示在屏幕上[42]。生物传感器可植入动物体内，通过电子元器件在大量混合物中检测特定生物标志物，并确定动物的代谢活动和过程的变化[66]。布病和口蹄疫是影响肉牛健康的主要传染性疾病，通过及时监测肉牛的相关疾病，早期发现感染的肉牛，可有效避免疾病的传播。有研究通过生物传感器直接监测布鲁氏菌的DNA或抗体以用于布病的检测[67]。Reid等[68]研发出了一种在实验室和现场条件下均能通过特异性单克隆抗体检测口蹄疫病毒。Griesche和Baeumner[67]使用手持式空气采样器采集牛呼出的气体，通过在10～15 μL的微芯片腔内利用电离子捕获微生物，并进行实时荧光定量聚合酶链反应（Real-time Polymerase Chain Reaction, RT-PCR）测定，对呼出气体取样1 min后就可检测到口蹄疫病毒，且该方

法在牛感染2～4 d后可检测到感染口蹄疫病毒的牛，优于血液检测。对体液内与代谢相关的生化物质的检测是监测肉牛健康的重要手段，其内部的生化物质含有与动物生理指标相关的标志物，通过对体液内标志物的监测，实现疾病的防控。Carrara等[69]基于酶识别和电化学检测，开发了一种适用于体内检测葡萄糖、乳酸、谷氨酸和ATP（Adenosine Triphosphate）的无线植入式生物传感器，用于动物健康的诊断和监测。

随着智能养殖技术的不断提高，基于生物标志物的检测技术在肉牛饲养领域也得到不断应用和推广，更多生物标志物和相应检测方法也不断得到认证，且倾向于实时、连续的动态在线监测，用于肉牛生产管理和健康的监测。而通过生物标志物监测肉牛的生理状态的重点在于建立肉牛特定生理状态的生物标志物的种类、阈值、测定方法等。体内植入的传感器可能影响肉牛的福利和健康，未来更多可能主要通过佩戴于鼻孔附近测定其呼出的气体实时探究肉牛生理状态。另外，可通过人工采集肉牛血液、瘤胃液、分泌物、牛奶等体液，通过快速测定生物标志物的方式监测肉牛生理状态。

2 生理指标监测技术在肉牛生产上的应用

2.1 发情监测

肉牛传统的发情主要依靠饲养人员观察爬跨行为、尾根涂蜡法、外阴观察法、直肠触诊法、超声检查法和激素检测法等技术进行判断[70]，要求饲养人员具有较高的实践经验，投入较大的精力，其检出效率较低，发现时间不够准确，导致部分肉牛漏配，影响肉牛的妊娠率，不能满足肉牛生产的现代化发展要求。同时，牛的发情常发生于夜间，多数肉牛的外观相似，对在大规模肉牛养殖场中，通过人工直接观察爬跨行为识别发情存在较大的不便，影响发情揭发率。依据母牛生理参数变化的发情自动鉴定技术对提高母牛发情揭发率具有重要作用[70,71]。与非发情阶段相比，发情母牛的活动量增加2～4倍，部分高达10多倍[70]。计步器可实时监测牛的活动量，但部分母牛存在安静发情的情况，影响计步器监测发情的效果。因此可通过增加其他生理指标的监测以提高发情揭发率。母牛发情时由于活动量的增加及体内孕酮和雌激素的变化会引起体温的升高，通过体温的监测准确判断母牛发情时间，进而做到适时配种。周正义[70]通过使用自研发的佩戴于尾根部的计步器和植入阴道的温度检测装置监测母牛的发情情况，结果显示，母牛发情时尾部活动量平均升高（11.66±10.12）倍，持续（11.07±2.09）h，阴道温度升高约（0.69±0.38）℃，持续（14.17±1.93）h，其尾部活动量及体温显著高于间情期。该发情鉴定技术显著提高了母牛的发情揭发率。宣小龙[71]研究发现通过体温智能监测系统可判断母牛是否发情，且确定最佳配种时间为发情时体温增加1 ℃后恢复正常体温4～6 h内，此时受胎率最高为71%，显著高于传统依据常规经验的发情监测方法（受胎率59%）。另一方面，母牛发情过程会出现爬跨行为，通过对繁育场所进行视频监测，并对监测数据进行处理、识别和分析，自动准确判断母牛是否处于发情期[13]。

肉牛的发情监测主要根据牛发情时体温升高、活动量增加、反刍量减少、接受爬跨行为等特点进行自动监测[72]。随着自动化发情监测技术的实施，对提高肉牛的妊娠率、缩短胎间距、降低人员工作量具有重要意义。而肉牛单一的活动量或体温指标的升高也可能是应激或疾病等因素引起，因此不能单独根据活动量或体温升高判断肉牛处于发情状态。奶牛的发情常根据监测的奶牛活动量增加和产奶量降低综合判断其发情。而肉牛母牛难以监测到产奶量，且部分母牛存在静止发情，因此需通过活动量、体温、反刍、采食量、爬跨行为等多个指标综合判断。Nelson等[73]以海福特肉牛发情多个指标综合评分监测发情，具有90%的敏感度和100%的特异性，高于每天3次的人工视觉观测法。未来可通过视觉监测发情母牛分泌黏液的特点或者通过分析发情肉牛分泌液体中与发情相关生物标志物的气体探测技术，智能监测其发情行为。

2.2 分娩监测

分娩是动物的复杂生理行为。在产前72 h，动物可出现明显的生理和激素变化。难产会导致母牛胎盘残留、子宫感染风险，同时易造成奶牛或小牛死亡，导致牛只生育力和畜牧生产力下降，对产后30 d内母牛的泌乳性能和福利产生负面影响[74]。提高母牛分娩监测的及时性对降低难产和死胎造成的经济损失具有重要意义[75]。母牛分娩时，体温会降低。Ricci等[30]通过阴道内的温度装置［media Vel'Phone（R）］预测肉牛的分娩，研究结果显示产犊前24 h至分娩时的阴道温度显著降低，平均下

降0.21 ℃，预测的临界值为38.2 ℃，预测准确度可达到89%，灵敏度为86%。Chang等[76]通过耳部加速度传感器（AX3 Puck）检测肉牛分娩前后数天和数小时内反刍行为的变化，产犊前6 h可观察到反刍显著减少。但体温和反刍行为也与其他生理状态有关，其监测分娩的准确度有待提高。及时发现肉牛分娩有利于对难产母牛和产出的犊牛进行及时处理和护理，以提高母体健康和后代的成活率[30]。

母牛分娩过程的监测可直接通过视觉传感器监测其分娩时的尾根翘起、骨盆松弛、分泌黏液、努责、胎儿产出等情况。通过建立该状态特有的图像数据库，通过对照，快速识别母牛分娩行为，同时不断跟踪母牛的分娩状态，提示接产人员及时进行下一步操作。而母牛分娩时的体温、活动、反刍等状态的变化只能相对粗略监测到分娩行为，其灵敏度相对较低，较难及时发现分娩母牛。而依据母牛分娩会引起尾部翘起和努责行为的尾根加速度传感器（图7）具有较高灵敏度，可在产犊前2 h发现分娩母牛，但存在不容易固定和易损坏的问题[31]。分娩的监测重点在于及时发现难产母牛和刚产出胎儿的母牛，通过智能监测技术协助接产人员及时判断母牛的分娩，避免助产不及时、助产过度、胎儿护理不及时等造成的损失。



图7　利用尾根加速度传感器监测肉牛分娩

Fig. 7　Using tail-root acceleration sensors to monitor beef cattle calving

2.3 采食和饮水监测

肉牛采食和饮水量的减少暗示其健康发生异常，而采食量和饮水量的直接准确测定费时费力。当前常通过监测其采食时行为的变化，估测其采食量。Oliveira等[77]研究发现采用视频采集系统可有效监测舍内犊牛的采食和饮水量，且具有较高的准确度和灵敏度。牛采食过程会引起头部运动，因此通过置于头部的加速度传感器采集头部运动数据估测采食量是一种重要措施[78]。周雅婷[79]，姜美曦等[80]均通过三轴加速度传感器获取肉牛采食时头部运动的加速度，结果显示通过该方式对肉牛采食行为的识别准确率分别达到99%和78%，结果的差异可能与算法分析有关。通过射频识别（Radio Frequency Identification, RFID）技术也可记录肉牛到达采食槽的时间和频率，评估肉牛的进食和饮水行为[81]。Rutter[82]通过置于牛鼻部位的压力传感器记录采食过程中牛上下颌的运动，依据采集的压力波形变化分析采食的时长和次数，进而确定采食量。牛采食时颌骨咀嚼、咬和吞咽时会产生相应的声音。Galli等[83]通过咀嚼的声学信息预测干物质采食量，其预测准确率达到91%。Clapham等[33]研究发现一个由面向动物前额的定向宽频麦克风组成的设备，通过信号分析和决策逻辑算法，可以以94%的准确率监测和分析牛采食时的咬和咀嚼行为。肉牛饮水量也与生长和健康相关，Williams等[84]将RFID耳标、水流量计及三轴加速度传感器组合监测肉牛的饮水行为和饮水量，通过RFID技术记录肉牛到固定饮水点的次数，加速度传感器记录饮水行为，水流量计记录饮水量，开发出记录肉牛饮水量的分类算法，其预测准确率达到95%。

肉牛采食和饮水的监测主要通过分析采食或饮水引起的头部运动的变化，以及在食槽或水槽的时间等间接实现，其监测的准确度受肉牛品种、年龄、健康、饲料组成与粉碎情况等多方面因素的影响，当前只能进行其行为的识别。而对采食量和饮水量的检测准确度相对较低。因此需建立每次采食或饮水引起动作的强度和次数综合判断以提高数据的准确度。精准判断肉牛采食量和饮水量是监测肉牛生长性能、健康状态的重要措施。而采食量的精准监测技术未来可通过视觉传感器累积监测肉牛采食前后饲料体积的变化，同时建立饲料视觉外观与饲料密度的相关关系，综合计算肉牛的采食量。饮水量的精准个体监测可通过建立个体的肉牛水槽，通过记录其饮水前后的水量变化记录饮水量。

2.4 健康监测

肉牛常见的疾病包括蹄病、代谢疾病、呼吸道疾病、感染性疾病、皮肤疾病等，而动物的疾病会引起其生理和行为发生改变。通过观察动物行为和生理监测，及时发现异常动物，进而及时做出处理。肉牛的行为变化是其健康状态的外在表现，目

前主要依赖于饲养员目测判断[80]。

通过智能传感器及时发现存在健康问题的肉牛，并及时做出应对治疗措施，做到早发现、早治疗，以提高肉牛疾病的治愈率、缩短治疗疗程、降低治疗成本。肉牛的体温、反刍、活动量、采食行为的突然变化可能与常见的感染、跛行、乳房炎、子宫炎、口蹄疫等疾病有关[85]，如牛呼吸声音、呼吸频率、心率常被用作肺炎、腹泻、产乳热等疾病的诊断[42]。肉牛常见的疾病如口蹄疫可通过置于口腔附近的湿度计监测流涎行为、计步器监测蹄病问题，以及温度传感器监测体温升高进行诊断。通过视觉传感器监测牛腹泻行为和粪便状态，计步器监测其活动量减少进行牛病毒性腹泻的诊断[85]。牛产后的酮病可通过气体传感器监测呼出的酮体气味进行判断；结核病可通过声音传感器监测呼吸频率和声音强度进行诊断[85]。消化道疾病常导致食欲降低、反刍停止、臌胀、腹泻症状，可通过视觉传感器或反刍传感器监测采食、腹泻、反刍、体形等的变化而被发现；瘫痪型疾病和跛行型疾病会引起四肢步行困难，活动量减少，可通过计步器进行监测[9]。多数肉牛疾病会引起体温变化和活动量的降低，因此体温传感器和计步器是监测健康的主要方式[86]，而多指标的综合监测有利于提高疾病诊断的准确度。Arshad等[54]通过使用物联网系统和人工智能相融合，利用置于牛身体不同区域的实时传感器（DS18B20温度传感器、MAX30100心率传感器、ADXL335加速度传感器、MQ138酮体气体检测传感器、KY-037麦克风传感器）和人工神经网络预测牛的疾病，预测准确率达到98%。

肉牛健康的智能监测对降低治疗费用、提高经济效益、降低人力成本具有重要价值。宣小龙等[48]通过体温智能监测系统对肉牛进行疾病诊断(主要为感冒、肠炎、肺炎等常见病)，肉牛疾病的发现时间从原来人工的3 d降至当日发现，治疗周期由原来的5 d左右降为2 d，治疗费用显著降低，治愈率显著得到提高，降低了肉牛病死率。肉牛生长期间疾病的及时预防和治疗可降低饲料成本。Tahsin[85]研究显示，通过加速度传感器和体温传感器用于100头肉牛饲养规模下肉牛健康和主要疾病监测，结果显示该措施可通过增加肉牛销售单价和降低饲喂成本而增加养殖利润，增加的利润是监测设备安装成本的3倍。通过肉牛疾病的早期发现、防控和治疗，可有效降低过度用药和疾病对肉品质的影响，从而提高牛肉单价。

当前对肉牛健康的监测主要还是通过传感器初步监测到异常的肉牛，然后由兽医进行进一步判断，对人员的依赖度仍相对较大。对于肉牛的智能化养殖，未来将向着实现自动化诊断肉牛的疾病种类、程度等方向发展，并可根据肉牛的健康状态，及时给予推荐的治疗措施。因此肉牛健康的智能化养殖可通过图像、活动量、体温、反刍、生理阶段等多个指标的综合监测，以各种疾病的特有症状建立综合分析模型，进行疾病的自动诊断识别，同时及时提示兽医进行相应的处理，并及时监测治疗效果。肉牛的疾病种类较多，因此相关的分析模型的建立是未来肉牛智能化养殖的重大任务。

2.5 应激监测

肉牛常见的应激为热应激和运输应激。出现应激反应时，肉牛体温升高、呼吸频率增加、心率增加、采食量减少，严重影响肉牛的生产性能，甚至导致肉牛死亡[87,88]。当温湿度指数（Temperature-Humidity Index, THI）大于78时，肉牛处于热应激，采食量降低0.4 kg，当THI大于84时，采食量降低1.7 kg[89]，影响肉牛的生产。当肉牛处于热应激时，呼吸频率显著增加，通过呼吸频率的监测，可判断肉牛的热应激状态[90]。Chapman等[91]利用加速度传感器获得的行为数据和重呼吸持续时间来量化热应激。但通过呼吸监测热应激存在一定滞后性。通过红外热成像技术检测皮温变化和天气数据，可以有效预测肉牛的热应激[92]。有研究显示，西门塔尔牛在冬季气温为（–8.5±1.1）～（8.9±0.8）℃时，气温每降低1 ℃，皮温下降0.74 ℃，在夏季气温为（22.5±0.3）～（34.4±0.4）℃时，气温每上升1 ℃，皮温升高0.53 ℃[93]。通过智能监测肉牛的生理反应，对牧场环境进行智能调控，是夏季肉牛降温的重要途径。肉牛的运输应激可引起体温变化。运输应激是影响肉牛健康福利和肉品质的重要因素。Cuthbertson等[94]研究发现运输应激后牛肉的pH、肉色、肌酸激酶、葡萄糖、非酯化脂肪酸、镁等肉品质相关指标和红外热成像仪监测的眼部温度间存在显著相关。因此可根据运输过程肉牛的红外监测结果及时预测肉牛的应激状态并采取有效措施，有效降低运输应激对肉品质的影响。

应激引起的体温和呼吸频率变化的症状可能与其他疾病状态类似。因此，为提高肉牛应激状态监测的准确率，一方面需结合肉牛所处的环境状态；另一方面需深入研究应激状态下肉牛生理指标变化

与其他疾病间的差异。

3 肉牛生理指标监测的难点与挑战

肉牛生理指标的监测措施取得一定的进展，但其实际应用的成熟度仍然不足，存在着一些难点和挑战。

（1）接触式传感器能耗较大，容易损坏，影响设备使用寿命。接触式传感器电池寿命是影响其使用寿命和功能的最关键因素。设备在使用过程中易在牛躺卧、打闹过程中损坏。设备采集的数据需要无线传输，信息的及时传输耗费超过80%的电量[95]，影响设备使用的寿命。同时，由于肉牛场范围较大，所需通信范围较大；肉牛场一般为钢架结构[96]，对无线信号有屏蔽作用，且各传感器的信号相互有干扰，影响信号传输范围[97]。而提高数据传输覆盖范围，势必增加能耗。数据传输时能耗的增加，将降低电池的使用时长，进而影响传感器使用寿命。

（2）传感器容易受环境干扰。外界环境如光照强度、栏杆遮挡、拍摄角度、图像质量、粪污污染、温湿度等均会影响到传感器的精度和灵敏度。肉牛养殖场环境难以做到整洁，常充满粪污和粉尘。接触式传感器佩戴于肉牛的体表，当过多粪污粘在传感器上，影响其监测数据的准确度，并可能引起肉牛的不适。基于计算机视觉的非接触传感器受灰尘的污染会影响其图像的清晰度，进而影响结果的准确性和灵敏度。牧场的蚊蝇在牛体表爬行、叮咬或飞行时，会导致肉牛精神不振、经常刨蹭、盲目奔跑、摇头扭身、长期站立，采食忽好忽坏，同时产生噪声[98, 99]。传感器在此状态下采集的数据非肉牛真实的生理状态的数据，影响对测定结果的判断。基于视觉的深度学习算法应用于肉牛行为的识别容易受照明、天气条件、重叠物体和牛的面部方向波动的影响，导致只能捕捉到它们的部分图像，也影响监测结果的准确度[100]。因此，降低环境因素对各种传感器的影响是其实际应用过程中的重要挑战。

（3）肉牛品种多，模型构建工作量大。常见饲养的肉牛品种包括西门塔尔牛、安格斯牛、夏洛莱牛、利木赞牛，及各种地方特色肉牛，不同品种、不同阶段肉牛的外形及生理特点存在一定差异。各生理指标的监测不仅需要通过传感器获取各种数据，也需要通过模型构建实现采集数据的利用。而动物模型的构建需要大量准确的带标记的动物数据样本，在复杂的养殖环境下，对动物的图像和视频数据进行准确标记耗时耗力，且存在人为误差，而构建大规模且多样性的数据集和分析系统是重要挑战。当前缺乏各种模型构建的数据集和评估标准，实验室研究与生产实践中的数据脱节，影响数据模型的构建。而构建适合各种肉牛的标准模型，是促进肉牛生理指标智能监测利用的基础。

（4）设备成本较高、影响使用率。当前，奶牛的生理指标智能监测技术已在中国的大型牧场得到推广使用。由于中国肉牛为分散粗放式养殖，养殖人员技术水平较低，对其生理指标智能监测的利用率相对较低。牛接触式传感器设备造价较高，且在使用过程中，需对每头牛单独佩戴，耗费较大的人力物力。其中，设备的建设和使用成本较高是限制其使用的重要因素。由于中国相关的设备研发薄弱，多数相关产品需从外国进口，导致其价格居高不下，影响其推广使用[101]。特别是当前中国缺少面向智慧农业所需具有自主知识产权的关键芯片技术，会影响设备的研发和使用成本。育肥肉牛的出栏周期都在1年左右[97]，大范围安装高价值的摄像机、传感器，会造成过高的养殖成本，而廉价的设备影响测定结果准确度。因此为提高肉牛养殖的智能化水平，可提高中国相关技术的研发水平，推广利用规模，提高养殖人员相关技术水平，降低制造和使用成本。

4 肉牛生理指标智能监测发展方向

为提高肉牛的智能化养殖水平，提高生理指标监测的准确率，未来相关的监测措施需从以下几个方面进行深入研究和改进。

4.1 降低能耗、提高传感器功能和使用寿命

在应用层面，降低传感器的能耗可通过降低数据传输频率、减少数据传输量、对动物间断监测、优化监测时间段、设置定时休眠等方式实现。同时可通过采用太阳能或其他无线充电方式延长电池寿命。在理论层面，通过对设备芯片、控制结构降低能耗；扩充电池容量，增加电池续航能力，进而提高设备使用寿命。数据的传输可只传输关键有价值的数据，以及增加固定网关密度减少传感器信息传输的能耗。不同的传感器采集数据不同，为降低肉牛佩戴传感器数量和设备购置成本，提高采集数据的种类和动物福利，未来研发将多个传感器集合到一个设备内的技术。

4.2 提高各监测数据相互融合的分析深度和监测准确率

动物的繁殖、健康、应激等状态出现异常时，会伴随体温、活动量、采食量、饮水、行为、代谢等方面产生变化，仅通过单一传感器难以有效自动分辨具体症状类型。因此，为提高数据分辨的有效率和准确性，降低人员工作量，可通过多传感器数据与肉牛自身的生理阶段特点相互融合分析，多角度诊断肉牛健康，为肉牛的健康生长保驾护航。多数据的相互融合，需要对多个生理指标的监测。例如，肉牛发情时具有体温升高、活动量增加、反刍量减少、接受爬跨的特点。通过对这些指标的自动监测，并对获得的数据进行加权计算，可有效提高肉牛发情的揭发率和准确度，进而更好服务于肉牛生产。

4.3 加强非接触、高精度、自动化分析技术，促进精准养牛的智能化发展

接触式传感器置于牛颈部、耳部、尾部、腿部和体内等会影响牛的行为，并可能引起动物福利问题。非接触的图像和声音识别分类技术是未来肉牛智能化养殖的重要发展方向。基于图像分类的人工智能技术可收集动物的体温、行为信息，在确保牲畜健康和动物福利方面更具优势，有助于建立安全的智能牲畜农场。而非接触的智能设备主要依赖于高精度、自动化的视频图像和声音信号采集技术，并结合新兴3D模型和深度学习技术，用于动物生理状况的监测。但视频图像类信号常受遮挡、光照、天气、环境等因素影响测定数据的准确度；而声音数据易受各种噪声的干扰，影响测定结果的准确度。为应对环境因素对智能装备精度的影响，在工程管理层面可通过改善养殖环境、及时灭蝇、粪污粉尘的防控、摄像头安装位置的优化、设备的专业人员维护保养等确保设备正常运转。在算法层面针对动物非刚性形变问题，可通过选择性采集易于分析的瞬时动物姿势，提高结果的准确度；通过在模型的构建过程中增加环境数据对结果进行校正，可有效提高结果准确度。

5 结 论

肉牛生理指标智能监测设备对提高肉牛生产水平具有重要意义。通过智能监测系统和设备获取肉牛的生理行为数据，经相应的数据模型进行分析或深度学习分类，及时监测肉牛正常行为和生理参数的细微变化或改变，用于肉牛发情、分娩、健康、应激的自动监测，帮助管理者及时做出应对措施，提高肉牛的智能化管理水平，降低人员工作量，提高生产效益。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献：

[1] 王明利. 2022年肉牛产业发展形势及2023年展望[J]. 中国畜禽种业, 2023, 19(4): 41-45.
WANG M L. Development situation of beef cattle industry in 2022 and prospect in 2023[J]. The Chinese livestock and poultry breeding, 2023, 19(4): 41-45.
[2] 2022～2023年畜牧行业观察 第三章 中国畜牧业发展现状分析[M/OL]// 畜禽养殖与饲料产业年鉴, 2023, 30-34, 60. [2023-11-10]. https://link. cnki. net/doi/10.41926/y.cnki.yszys.2023.000022
[3] 冉桂霞, 李双, 田天, 等. 高档肉牛生产现状及发展方向[J]. 中国畜牧业, 2022(23): 34-35.
RAN G X, LI S, TIAN T, et al. Present situation and development direction of high-grade beef cattle production[J]. China animal industry, 2022(23): 34-35.
[4] ZHU W B, CHEN Y F, ZHAO J, et al. Impacts of household income on beef at-home consumption: Evidence from urban China[J]. Journal of integrative agriculture, 2021, 20(6): 1701-1715.
[5] FREITAG G P, DE LIMA L G F, JACOMINI J A, et al. An accurate image analysis method for estimating body measurements in horses[J]. Journal of equine veterinary science, 2021, 101: ID 103418.
[6] LI J W, MA W H, BAI Q, et al. A posture-based measurement adjustment method for improving the accuracy of beef cattle body size measurement based on point cloud data[J]. Biosystems engineering, 2023, 230:171-190.
[7] CHO Y, KIM J. AI-based intelligent monitoring system for estrus prediction in the livestock industry[J]. Applied sciences, 2023, 13(4): ID 2442.
[8] 沈楷祖, 滚双宝. 肉牛生长发育规律及常规生理指标研究综述[J]. 甘肃畜牧兽医, 2017, 47(9): 102-103.
SHEN K Z, GUN S B. Review on growth and development law and routine physiological indexes of beef cattle[J]. Gansu animal husbandry and veterinary, 2017, 47 (9): 102-103.
[9] 杨亮, 熊本海, 王辉, 等. 家畜饲喂机器人研究进展与发展展望[J]. 智慧农业(中英文), 2022(2): 86-98.
YANG L, XIONG B H, WANG H, et al. Research progress and outlook of livestock feeding robot[J]. Smart agriculture, 2022(2): 86-98.
[10] KENDRICK K M. Intelligent perception[J]. Applied animal behaviour science, 1998, 57(3/4): 213-231.
[11] KING A. Technology: The future of agriculture[J]. Nature, 2017, 544: S21-S23.
[12] ELLIS J L, ELLIS J L, JACOBS M, et al. Review: Synergy between mechanistic modelling and data-driven models for modern animal production systems in the era of big

data[J]. Animal, 2020, 14(s2): s223-s237.
[13] 赵树林, 盖凌云, 孙晓婷, 等. 肉牛产业链智能感知技术研究与应用系统设计[J]. 青岛农业大学学报(自然科学版), 2023, 40(4): 300-303.
ZHAO S L, GAI L Y, SUN X T, et al. Research on and application system design of intelligent sensing technology in beef cattle industry[J]. Journal of Qingdao agricultural university (natural science), 2023, 40(4): 300-303.
[14] CHENG M, YUAN H B, WANG Q F, et al. Application of deep learning in sheep behaviors recognition and influence analysis of training data characteristics on the recognition effect[J]. Computers and electronics in agriculture, 2022, 198: ID 107010.
[15] 李奇峰, 王文婷, 余礼根, 等. 信息技术在畜禽养殖中的应用进展[J]. 中国农业信息, 2018, 30(2): 15-23, 41.
LI Q F, WANG W T, YU L G, et al. Research review of information technologies for livestock[J]. China agricultural informatics, 2018, 30(2): 15-23, 41.
[16] QIAO Y L, KONG H, CLARK C, et al. Intelligent perception for cattle monitoring: A review for cattle identification, body condition score evaluation, and weight estimation[J]. Computers and electronics in agriculture, 2021, 185: ID 106143.
[17] ROSELL-POLO J R, AUAT CHEEIN F, GREGORIO E, et al. Advances in structured light sensors applications in precision agriculture and livestock farming[J]. Advances in agronomy, 2015, 133: 71-112.
[18] WANG J, ZHANG Y D, WANG J P, et al. Using machine-learning technique for estrus onset detection in dairy cows from acceleration and location data acquired by a neck-tag[J]. Biosystems engineering, 2022, 214: 193-206.
[19] VAN LEERDAM M, HUT P R, LISEUNE A, et al. A predictive model for hypocalcaemia in dairy cows utilizing behavioural sensor data combined with deep learning[J]. Computers and electronics in agriculture, 2024, 220: ID 108877.
[20] 谢忠红, 刘悦怡, 宋子阳, 等. 基于时序运动特征的奶牛爬跨行为识别研究[J]. 南京农业大学学报, 2021, 44(1): 194-200.
XIE Z H, LIU Y Y, SONG Z Y, et al. Research on recognition of crawling behavior of cows based on temporal motion features[J]. Journal of Nanjing agricultural university, 2021, 44(1): 194-200.
[21] STRUTZKE S, FISKE D, HOFFMANN G, et al. Technical note: Development of a noninvasive respiration rate sensor for cattle[J]. Journal of dairy science, 2019, 102(1): 690-695.
[22] 刘志永. 肉牛的饲养管理要点及繁育技术[J]. 畜禽业, 2023, 34(9): 27-29, 33.
LIU Z Y. Key points of feeding management and breeding technology of beef cattle[J]. Livestock and poultry industry, 2023, 34(9): 27-29, 33.
[23] 帕力旦木·阿布都外力. 奶牛不同阶段饲养管理技术要点[J]. 中国畜禽种业, 2022, 18(6): 111-112.
PALIDANMU A. Key points of feeding management technology of dairy cows at different stages[J]. The Chinese livestock and poultry breeding, 2022, 18(6): 111-112.
[24] 梁晨宏. 肉牛与奶牛早期天然免疫发育基因的研究与开发[D]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2022.
LIANG C H. Research and development of early innate immunity developmental gene in beef and dairy cattle[D]. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2022.
[25] WANG J, ZHANG H Y, JI J T, et al. Development of a wireless measurement system for classifying cow behavior using accelerometer data and location data[J]. Applied engineering in agriculture, 2019, 35(2): 135-147.
[26] LI Z Y, SONG L, DUAN Y C, et al. Basic motion behaviour recognition of dairy cows based on skeleton and hybrid convolution algorithms[J]. Computers and electronics in agriculture, 2022, 196: ID 106889.
[27] CHEN X M, OGDAHL W, HULSMAN HANNA L L, et al. Evaluation of beef cattle temperament by eye temperature using infrared thermography technology[J]. Computers and electronics in agriculture, 2021, 188: ID 106321.
[28] CABEZAS J, YUBERO R, VISITACIÓN B, et al. Analysis of accelerometer and GPS data for cattle behaviour identification and anomalous events detection[J]. Entropy (basel), 2022, 24(3): ID 336.
[29] TIMSIT E, ASSIÉ S, QUINIOU R, et al. Early detection of bovine respiratory disease in young bulls using reticulo-rumen temperature boluses[J]. The veterinary journal, 2011, 190(1): 136-142.
[30] RICCI A, RACIOPPI V, IOTTI B, et al. Assessment of the temperature cut-off point by a commercial intravaginal device to predict parturition in Piedmontese beef cows[J]. Theriogenology, 2018, 113: 27-33.
[31] MILLER G A, MITCHELL M, BARKER Z E, et al. Using animal-mounted sensor technology and machine learning to predict time-to-calving in beef and dairy cows[J]. Animal, 2020, 14(6): 1304-1312.
[32] CHEN G P, LI C, GUO Y, et al. Recognition of cattle's feeding behaviors using noseband pressure sensor with machine learning[J]. Frontiers in veterinary science, 2022, 9: ID 822621.
[33] CLAPHAM W M, FEDDERS J M, BEEMAN K, et al. Acoustic monitoring system to quantify ingestive behavior of free-grazing cattle[J]. Computers and electronics in agriculture, 2011, 76(1): 96-104.
[34] HIGUCHI S, OKADA H, TAKAMATSU S, et al. Valve-actuator-integrated reference electrode for an ultra-long-life rumen pH sensor[J]. Sensors (basel), 2020, 20(5): ID E1249.
[35] FIORE E, FAILLACE V, MORGANTE M, et al. A retrospective study on transabdominal ultrasound measurements of the rumen wall thickness to evaluate chronic rumen acidosis in beef cattle[J]. BMC veterinary research, 2020, 16(1): ID 337.
[36] HAN Y M, WU J, ZHANG H M, et al. Beef cattle abnormal behaviour recognition based on dual-branch frequency channel temporal excitation and aggregation[J]. Biosystems engineering, 2024, 241: 28-42.
[37] QIAO Y L, SU D, KONG H, et al. Individual cattle identification using a deep learning based framework[J]. IFAC-Papers on line, 2019, 52(30): 318-323.
[38] GIRO A, BERNARDI A C C, BARIONI JUNIOR W, et al. Application of microchip and infrared thermography for monitoring body temperature of beef cattle kept on pasture[J]. Journal of thermal biology, 2019, 84: 121-128.

[39] KIM S, HIDAKA Y. Breathing pattern analysis in cattle using infrared thermography and computer vision[J]. Animals (basel), 2021, 11(1): 207.

[40] RIABOFF L, SHALLOO L, SMEATON A F, et al. Predicting livestock behaviour using accelerometers: A systematic review of processing techniques for ruminant behaviour prediction from raw accelerometer data[J]. Computers and electronics in agriculture, 2022, 192: ID 106610.

[41] CHARLTON G, GAULD C, VERONESI F, et al. Assessing the accuracy of leg mounted sensors for recording dairy cow behavioural activity at pasture, in cubicle housing and a straw yard[J]. Animals (basel), 2022, 12(5): ID 638.

[42] ALIPIO M, VILLENA M L. Intelligent wearable devices and biosensors for monitoring cattle health conditions: A review and classification[J]. Smart health, 2023, 27: ID 100369.

[43] 高学杰. 高产奶牛养殖技术要点与疾病防控[J]. 畜禽业, 2022, 33(3): 128-130.
GAO X J. Key points of breeding technology and disease prevention and control of high-yield dairy cows[J]. Livestock and poultry industry, 2022, 33(3): 128-130.

[44] KAHLON G S, SINGH H, SAINI M, et al. An intelligent framework to detect and generate alert while cattle lying on road in dangerous states using surveillance videos[J]. Multimedia tools and applications, 2023, 82(22): 34589-34607.

[45] SCHMIDT M, HOFFMANN G, AMMON C, et al. Application of infrared thermography on lactating sows[J]. Landtechnik, 2013, 68(4): 228-231.

[46] HOFFMANN G, SCHMIDT M, AMMON C, et al. Monitoring the body temperature of cows and calves using video recordings from an infrared thermography camera[J]. Veterinary research communications, 2013, 37(2): 91-99.

[47] 陈静, 蒋安, 孙晓燕, 等. 红外线测温仪在牛体温测定中的效果观察[J]. 草学, 2018(3): 69-71.
CHEN J, JIANG A, SUN X Y, et al. Observation on the effect of infrared thermometer in bovine body temperature measurement[J]. Journal of grassland and forage science, 2018(3): 69-71.

[48] 宣小龙, 吴潇, 朱红娟, 等. 牛耳温度与直肠温度的相关性比较试验[J]. 贵州畜牧兽医, 2021, 45(1): 22-24.
XUAN X L, WU X, ZHU H J, et al. Correlation test of cow's ear temperature and rectal temperature[J]. Guizhou journal of animal husbandry & veterinary medicine, 2021, 45(1): 22-24.

[49] CHUNG H, LI J J, KIM Y, et al. Using implantable biosensors and wearable scanners to monitor dairy cattle's core body temperature in real-time[J]. Computers and electronics in agriculture, 2020, 174: ID 105453.

[50] 孙秀玉, 王之保, 李静, 等. 夏南牛体温、心跳、呼吸生理指标测量试验研究(二报)[J]. 中国牛业科学, 2018, 44(5): 36-38.
SUN X Y, WANG Z B, LI J, et al. Experimental study on measurement of body temperature, heartbeat and respiratory physiological index of Xia'nan cattle[J]. China cattle science, 2018, 44(5): 36-38.

[51] 柏中林, 李静, 孙秀玉, 等. 夏南牛体温、心跳、呼吸生理指标测量试验研究[J]. 中国牛业科学, 2016, 42(5): 11-13, 22.
BAI Z L, LI J, SUN X Y, et al. Study on the physiological indexes body temperature, heart rate and breathing in Xia'nan cattle[J]. China cattle science, 2016, 42(5): 11-13, 22.

[52] 侯引绪, 张凡建, 魏朝利, 等. 热应激对泌乳牛呼吸频率、心率及体温的影响[J]. 中国奶牛, 2012(7): 52-53.
HOU Y X, ZHANG F J, WEI Z L, et al. Effects of heat stress on respiratory frequency, heart rate and body temperature of lactating cows[J]. China dairy cattle, 2012(7): 52-53.

[53] JORQUERA-CHAVEZ M, FUENTES S, DUNSHEA F R, et al. Modelling and validation of computer vision techniques to assess heart rate, eye temperature, ear-base temperature and respiration rate in cattle[J]. Animals (basel), 2019, 9(12): E1089.

[54] ARSHAD J, AHMAD SIDDIQUI T, SHEIKH M I, et al. Deployment of an intelligent and secure cattle health monitoring system[J]. Egyptian informatics journal, 2023, 24 (2): 265-275.

[55] LOWE G, SUTHERLAND M, WAAS J, et al. Infrared thermography-a non-invasive method of measuring respiration rate in calves[J]. Animals (basel), 2019, 9(8): E535.

[56] 姬江涛, 刘启航, 高荣华, 等. 基于改进FlowNet 2.0光流算法的奶牛反刍行为分析方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(1): 235-242.
JI J T, LIU Q H, GAO R H, et al. Ruminant behavior analysis method of dairy cows with improved FlowNet 2.0 optical flow algorithm[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2023, 54(1): 235-242.

[57] BRAUN U, TRÖSCH L, NYDEGGER F, et al. Evaluation of eating and rumination behaviour in cows using a noseband pressure sensor[J]. BMC veterinary research, 2013, 9(1): ID 164.

[58] BIKKER J P, VAN LAAR H, RUMP P, et al. Technical note: Evaluation of an ear-attached movement sensor to record cow feeding behavior and activity[J]. Journal of dairy science , 2014, 97(5): 2974-2979.

[59] BORCHERS M R, CHANG Y M, PROUDFOOT K L, et al. Machine-learning-based calving prediction from activity, lying, and ruminating behaviors in dairy cattle[J]. Journal of dairy science, 2017, 100(7): 5664-5674.

[60] 王月明, 陈甜甜. 基于计算机视觉的牛反刍行为识别与分析[J]. 中国畜牧杂志, 2022, 58(9): 203-208.
WANG Y M, CHEN T T. Recognition and analysis of cattle ruminating behavior based on computer vision[J]. Chinese journal of animal science, 2022, 58(9): 203-208.

[61] 卜也, 孟祥人, 刘利, 等. 肉牛生产中瘤胃酸中毒的诊断与治疗[J]. 黑龙江八一农垦大学学报, 2023, 35(4): 51-53.
BU Y, MENG X R, LIU L, et al. Diagnosis and treatment of rumen acidosis in beef production[J]. Journal of Heilongjiang bayi agricultural university, 2023, 35(4): 51-53.

[62] O'GRADY L, DOHERTY M L, MULLIGAN F J. Subacute ruminal acidosis (SARA) in grazing Irish dairy cows[J]. The veterinary journal, 2008, 176(1): 44-49.

[63] MORGANTE M, STELLETTA C, BERZAGHI P, et al. Subacute rumen acidosis in lactating cows: An investiga-

tion in intensive Italian dairy herds[J]. Journal of animal physiology and animal nutrition, 2007, 91(5/6): 226-234.

[64] PENNER G B, BEAUCHEMIN K A, MUTSVANGWA T. An evaluation of the accuracy and precision of a stand-alone submersible continuous ruminal pH measurement system[J]. Journal of dairy science, 2006, 89(6): 2132-2140.

[65] SATO S. Pathophysiological evaluation of subacute ruminal acidosis (SARA) by continuous ruminal pH monitoring[J]. Animal science journal , 2016, 87(2): 168-177.

[66] BHALLA N, JOLLY P, FORMISANO N, et al. Introduction to biosensors[J]. Essays in biochemistry, 2016, 60(1): 1-8.

[67] GRIESCHE C, BAEUMNER A J. Biosensors to support sustainable agriculture and food safety[J]. TrAC trends in analytical chemistry, 2020, 128: ID 115906.

[68] REID S M, FERRIS N P, BRÜNING A, et al. Development of a rapid chromatographic strip test for the pen-side detection of foot-and-mouth disease virus antigen[J]. Journal of virological methods, 2001, 96(2): 189-202.

[69] CARRARA S, BOLOMEY L, BOERO C, et al. Remote system for monitoring animal models with single-metabolite bio-nano-sensors[J]. IEEE sensors journal, 2013, 13 (3): 1018-1024.

[70] 周正义. 肉牛发情期尾部活动量变化规律与预同期处理妊娠率分析[D]. 太谷: 山西农业大学, 2021.
ZHOU Z Y. Analysis on the variation of tail activity during estrus and the pregnancy rate of pre-synchronization treatment in beef cattle[D].Taigu: Shanxi Agricultural University, 2021.

[71] 宣小龙. 体温智能监测系统对肉牛发情配种和疾病诊断的效果及效益分析[J]. 贵州畜牧兽医, 2021, 45(4): 48-49.
XUAN X L. The effect and benefit analysis of intelligent body temperature monitoring aystem on beef cattle estrus breeding and disease diagnosis[J]. Guizhou journal of animal husbandry & veterinary medicine, 2021, 45(4): 48-49.

[72] DOLECHECK K A, SILVIA W J, HEERSCHE G, et al. Behavioral and physiological changes around estrus events identified using multiple automated monitoring technologies[J]. Journal of dairy science, 2015, 98(12): 8723-8731.

[73] NELSON S T, HAADEM C S, NØDTVEDT A, et al. Automated activity monitoring and visual observation of estrus in a herd of loose housed Hereford cattle: Diagnostic accuracy and time to ovulation[J]. Theriogenology, 2017, 87: 205-211.

[74] BARRIER A C, HASKELL M J. Calving difficulty in dairy cows has a longer effect on saleable milk yield than on estimated milk production[J]. Journal of dairy science, 2011, 94(4): 1804-1812.

[75] NAGEL C, AURICH J, AURICH C. Prediction of the onset of parturition in horses and cattle[J]. Theriogenology, 2020, 150: 308-312.

[76] CHANG A Z, FOGARTY E S, SWAIN D L, et al. Accelerometer derived rumination monitoring detects changes in behaviour around parturition[J]. Applied animal behaviour science, 2022, 247: ID 105566.

[77] OLIVEIRA B R, RIBAS M N, MACHADO F S, et al. Validation of a system for monitoring individual feeding and drinking behaviour and intake in young cattle[J]. Animal, 2018, 12(3):634-639.

[78] ANDRIAMANDROSO A L H, BINDELLE J, MERCATORIS B, et al. A review on the use of sensors to monitor cattle jaw movements and behavior when grazing[J]. Biotechnologie agronomie societe et environnement, 2016: 273-286.

[79] 周雅婷. 肉牛采食行为识别与采食量模型研究[D]. 沈阳: 沈阳农业大学, 2018.
ZHOU Y T. Study on the identification of eating behavior of beef cattle and the model of feed intake[D]. Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2018.

[80] 姜美曦, 陈春玲, 周云成. 基于卡尔曼滤波器的肉牛行为识别方法[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(12): 167-171.
JIANG M X, CHEN C L, ZHOU Y C. Behavior identification method of beef cattle based on Kalman filter[J]. Jiangsu agricultural sciences, 2017, 45(12): 167-171.

[81] SCHWARTZKOPF-GENSWEIN K S, HUISMA C, MCALLISTER T A. Validation of a radio frequency identification system for monitoring the feeding patterns of feedlot cattle[J]. Livestock production science, 1999, 60 (1): 27-31.

[82] RUTTER S M. Graze: A program to analyze recordings of the jaw movements of ruminants[J]. Behavior research methods, instruments, & computers, 2000, 32(1): 86-92.

[83] GALLI J R, CANGIANO C A, PECE M A, et al. Monitoring and assessment of ingestive chewing sounds for prediction of herbage intake rate in grazing cattle[J]. Animal, 2018, 12(5): 973-982.

[84] WILLIAMS L R, MOORE S T, BISHOP-HURLEY G J, et al. A sensor-based solution to monitor grazing cattle drinking behaviour and water intake[J]. Computers and electronics in agriculture, 2020, 168: ID 105141.

[85] TAHSIN K. Development of a propeller P8X 32A based wireless biosensor system for cattle health monitoring and disease detection[J]. British journal of applied science & technology, 2016, 18(2): 1-14.

[86] HELWATKAR A, RIORDAN D, WALSH J. Sensor technology for animal health monitoring[J]. International journal on smart sensing and intelligent systems, 2014, 7(5): 1-6.

[87] 房昊源, 杨亮, 王洪壮, 等. 夏季横向交互送风系统对肉牛生理和生产性能的影响[J]. 中国农业科学, 2022, 55 (5): 1025-1036.
FANG H Y, YANG L, WANG H Z, et al. Effects of cross-ventilation system on physiology and production performance of beef cattle in summer[J]. Scientia agricultura sinica, 2022, 55(5): 1025-1036.

[88] 杨梓曼, 尚相龙, 陈豪, 等. 热应激对肉牛血清生化指标、瘤胃发酵参数及微生物区系的影响[J]. 动物营养学报, 2022, 34(7): 4487-4497.
YANG Z M, SHANG X L, CHEN H, et al. Effects of heat stress on serum biochemical indexes, rumen fermentation parameters and microflora of beef cattle[J]. Chinese journal of animal nutrition, 2022, 34(7): 4487-4497.

[89] BROWN-BRANDL T M, EIGENBERG R A, NIENABER J A, et al. Dynamic response indicators of heat stress in shaded and non-shaded feedlot cattle, part 1:

Analyses of indicators[J]. Biosystems engineering, 2005, 90(4): 451-462.

[90] 李璟辉, 程琼仪, 陈昭晖. 利用呼吸频率比较不同温热指数在牛舍的应用[J]. 家畜生态学报, 2014, 35(7): 32-36.
LI J H, CHENG Q Y, CHEN Z H. Comparing different thermal indices with respiration rate application and its in beef cattle barn[J]. Journal of domestic animal ecology, 2014, 35(7): 32-36.

[91] CHAPMAN N H, CHLINGARYAN A, THOMSON P C, et al. A deep learning model to forecast cattle heat stress[J]. Computers and electronics in agriculture, 2023, 211: ID 107932.

[92] DE SOUSA R V, CANATA T F, LEME P R, et al. Development and evaluation of a fuzzy logic classifier for assessing beef cattle thermal stress using weather and physiological variables[J]. Computers and electronics in agriculture, 2016, 127: 176-183.

[93] 陈丽媛, 洪小华, 颜培实. 中国南方冬季和夏季肉牛体感温度研究[J]. 畜牧与兽医, 2015, 47(2): 40-44.
CHEN L Y, HONG X H, YAN P S. Effective temperature equation of cows during winter and summer seasons in Southern of China[J]. Animal husbandry & veterinary medicine, 2015, 47(2): 40-44.

[94] CUTHBERTSON H, TARR G, LOUDON K, et al. Using infrared thermography on farm of origin to predict meat quality and physiological response in cattle (Bos Taurus) exposed to transport and marketing[J]. Meat science, 2020, 169: ID 108173.

[95] LIU L S, NI J Q, ZHAO R Q, et al. Design and test of a low-power acceleration sensor with bluetooth low energy on ear tags for sow behaviour monitoring[J]. Biosystems engineering, 2018, 176: 162-171.

[96] 王军波, 杨云, 陈康林, 等. 规模化肉牛养殖场的设计方案[J]. 贵州畜牧兽医, 2023, 47(6): 43-45.
WANG J B, YANG Y, CHEN K L, et al. Design scheme for large-scale beef cattle breeding farms[J]. Guizhou journal of animal husbandry & veterinary medicine, 2023, 47 (6): 43-45.

[97] 李威风. 基于LoRa的肉牛智能测温耳标设计及系统搭建[D]. 合肥: 安徽大学, 2023.
LI W F. Design and system construction of intelligent temperature measurement earmark for beef cattle based on LoRa[D]. Hefei: Anhui University, 2023.

[98] 张晗, 吕思潼, 杨文静, 等. 畜牧场蚊蝇防控方法及应用研究进展[J]. 家畜生态学报, 2022, 43(5): 81-85.
ZHANG H, LYU S T, YANG W J, et al. Advances in prevention and control methods of mosquitoes and flies in livestock farms[J]. Journal of domestic animal ecology, 2022, 43(5): 81-85.

[99] 张焕. 肉牛皮蝇蛆病的流行病学、临床症状、诊断及防治[J]. 现代畜牧科技, 2021(5): 157-158.
ZHANG H. Epidemiology, clinical symptoms, diagnosis, prevention and treatment of myiasis in beef hide[J]. Modern animal husbandry science & technology, 2021(5): 157-158.

[100] MENG Y, YOON S, HAN S, et al. Improving known-unknown cattle's face recognition for smart livestock farm management[J]. Animals (basel), 2023, 13(22): ID 3588.

[101] 唐瑜嵘,沈明霞,薛鸿翔,等. 人工智能技术在畜禽养殖业的发展现状与展望[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2023, 4 (1): 1-16.
TANG Y R, SHEN M X, XUE H X, et al. Development status and prospect of artificial intelligence technology in livestock and poultry breeding[J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2023, 4(1): 1-16.

Research Advances and Prospect of Intelligent Monitoring Systems for the Physiological Indicators of Beef Cattle

ZHANG Fan[1], ZHOU Mengting[1], XIONG Benhai[1*], YANG Zhengang[2], LIU Minze[2], FENG Wenxiao[3], TANG Xiangfang[1]

(1. *State Key Laboratory of Animal Nutrition and Feeding*, *Institute of Animal Science*, *Chinese Academy of Agricultural Sciences*, *Beijing* 100193, *China*; 2. *Yangxin Yiliyuan Halal Meat Co. , Ltd.* , *Binzhou* 251800, *China*; 3. *Beijing Sunlon Livestock Development Co. , Ltd.* , *Beijing* 102600, *China*)

Abstract:

[Significance] The beef cattle industry plays a pivotal role in the development of China's agricultural economy and the enhancement of people's dietary structure. However, there exists a substantial disparity in feeding management practices and economic efficiency of beef cattle industry compared to developed countries. While the beef cattle industry in China is progressing towards intensive, modern, and large-scale development, it encounters challenges such as labor shortage and rising labor costs that seriously affect its healthy development. The determination of animal physiological indicators plays an important role in monitoring animal welfare and health status. Therefore, leveraging data collected from various sensors as well as technologies like machine learning, data mining, and modeling analysis enables automatic acquisition of meaningful information on beef cattle physiological indicators for intelligent manage-

ment of beef cattle. In this paper, the intelligent monitoring technology of physiological indicators in beef cattle breeding process and its application value are systematically summarized, and the existing challenges and future prospects of intelligent beef cattle breeding process in China are prospected.

[Progress] The methods of obtaining information on beef cattle physiological indicators include contact sensors worn on the body and non-contact sensors based on various image acquisitions. Monitoring the exercise behavior of beef cattle plays a crucial role in disease prevention, reproduction monitoring, and status assessment. The three-axis accelerometer sensor, which tracks the amount of time that beef cattle spend on lying, walking, and standing, is a widely used technique for tracking the movement behavior of beef cattle. Through machine vision analysis, individual recognition of beef cattle and identification of standing, lying down, and straddling movements can also be achieved, with the characteristics of non-contact, stress-free, low cost, and generating high data volume. Body temperature in beef cattle is associated with estrus, calving, and overall health. Sensors for monitoring body temperature include rumen temperature sensors and rectal temperature sensors, but there are issues with their inconvenience. Infrared temperature measurement technology can be utilized to detect beef cattle with abnormal temperatures by monitoring eye and ear root temperatures, although the accuracy of the results may be influenced by environmental temperature and monitoring distance, necessitating calibration. Heart rate and respiratory rate in beef cattle are linked to animal diseases, stress, and pest attacks. Monitoring heart rate can be accomplished through photoelectric volume pulse wave measurement and monitoring changes in arterial blood flow using infrared emitters and receivers. Respiratory rate monitoring can be achieved by identifying different nostril temperatures during inhalation and exhalation using thermal infrared imaging technology. The ruminating behavior of beef cattle is associated with health and feed nutrition. Currently, the primary tools used to detect rumination behavior are pressure sensors and three-axis accelerometer sensors positioned at various head positions. Rumen acidosis is a major disease in the rapid fattening process of beef cattle, however, due to limitations in battery life and electrode usage, real-time pH monitoring sensors placed in the rumen are still not widely utilized. Changes in animal physiology, growth, and health can result in alterations in specific components within body fluids. Therefore, monitoring body fluids or surrounding gases through biosensors can be employed to monitor the physiological status of beef cattle. By processing and analyzing the physiological information of beef cattle, indicators such as estrus, calving, feeding, drinking, health conditions, and stress levels can be monitored. This will contribute to the intelligent development of the beef cattle industry and enhance management efficiency. While there has been some progress made in developing technology for monitoring physiological indicators of beef cattle, there are still some challenges that need to be addressed. Contact sensors consume more energy which affects their lifespan. Various sensors are susceptible to environmental interference which affects measurement accuracy. Additionally, due to a wide variety of beef cattle breeds, it is difficult to establish a model database for monitoring physiological indicators under different feeding conditions, breeding stages, and breeds. Furthermore, the installation cost of various intelligent monitoring devices is relatively high, which also limits its utilization coverage.

[Conclusion and Prospects] The application of intelligent monitoring technology for beef cattle physiological indicators is highly significance in enhancing the management level of beef cattle feeding. Intelligent monitoring systems and devices are utilized to acquire physiological behavior data, which are then analyzed using corresponding data models or classified through deep learning techniques to promptly monitor subtle changes in physiological indicators. This enables timely detection of sick, estrus, and calving cattle, facilitating prompt measures by production managers, reducing personnel workload, and improving efficiency. The future development of physiological indicators monitoring technologies in beef cattle primarily focuses on the following three aspects: (1) Enhancing the lifespan of contact sensors by reducing energy consumption, decreasing data transmission frequency, and improving battery life. (2) Integrating and analyzing various monitoring data from multiple perspectives to enhance the accuracy and utility value. (3) Strengthening research on non-contact, high-precision and automated analysis technologies to promote the precise and intelligent development within the beef cattle industry.

Key words: beef cattle physiological indicator; artificial intelligence; intelligent monitoring; sensor; data fusion

Foundation items: Key R&D Program of Shandong Province (2022TZXD0013); National Key R&D Program of China (2023YFD2000701)

Biography: ZHANG Fan, E-mail: zhangfan07@caas.cn

*__Corresponding author:__ XIONG Benhai, E-mail: xiongbenhai@caas.cn